

Modelo de Analítica Visual para Datos Educativos

Diego Alonso Gómez Aguilar

Departamento de Informática y
Automática,
Universidad de Salamanca,
Salamanca, España
dialgoag@usal.es

Francisco J. García-Peñalvo

Departamento de Informática y
Automática, Instituto de Investigación
en Ciencias de la Educación / Grupo
de investigación GRIAL
Universidad de Salamanca, España
fgarcia@usal.es

Roberto Therón

Departamento de Informática y
Automática, Instituto de Investigación
en Ciencias de la Educación / Grupo
de investigación VisUsal
Universidad de Salamanca, España
theron@usal.es

Resumo — Las tecnologías actuales utilizadas en los procesos de aprendizaje habilitan el registro de todas las actividades realizadas. Estos datos se pueden aprovechar para la evaluación de estudiantes, profesores y de los propios procesos. Sin embargo, aunque existe esta gran cantidad de datos, sigue siendo difícil para los profesores (y otras partes interesadas) verificar hipótesis, extraer conclusiones o tomar decisiones basadas en hechos o situaciones detectadas. Este artículo presenta un modelo de análisis de datos educativos basado en Analítica Visual, Analítica del Aprendizaje y Analítica Académica, el cual por medio de una implementación de software permita realizar análisis de datos exploratorios y confirmatorios, en interacción con información obtenida de un sistema típico de gestión de aprendizaje. Así pues, el objetivo principal es la definición de un modelo que habilite el descubrimiento de nuevo conocimiento sobre el proceso de aprendizaje educativo que, a su vez, posibilite la mejora de éste.

Palabras Clave - Minería de Datos Educativa, eLearning, Realimentación, Analítica del Aprendizaje, Análisis de Redes Sociales, visualización, Analítica Visual.

Abstract — *Current technologies used in learning processes imply the logging of all the performed activities. These data can be exploited to gain insight into the learning process and can be used for the assessment of students, professors and the processes themselves. However, although this wealth of data exists, it is still difficult for the teachers (and interested stakeholders) to verify hypothesis, extract conclusions, or make decisions based on discovered facts or situations. This paper introduces an educational data analysis model based on visual analytics, learning analytics and academic analytics, by means of a software tool that allows performing confirmatory and exploratory data analysis through the interacting with the gathered information from a typical Learning Management System. The main goal thus is to define a model which enable the discovery of knowledge on the specific learning process that, in turn, will permit to improve it.*

Keywords - Educational Data Mining, Feedback, eLearning, Learning Analytics, Inferring Social Network, Visualization, Visual Analytics.

I. INTRODUCCIÓN

La informática y la tecnología ubicuas han provocado una evolución en la educación hacia nuevos paradigmas de enseñanza/aprendizaje, concediendo a los usuarios acceso a aulas virtuales y a bases de datos de conocimiento desde cualquier lugar y en cualquier momento. En este contexto, los sistemas de gestión de aprendizaje (del inglés, *Learning*

Management System, LMS) son una de las herramientas de aprendizaje más usadas [1, 2]. Los procesos de aprendizaje están en continua evolución y éstos dependen de las nuevas tendencias sociológicas, pedagógicas y/o tecnológicas [3, 4], apareciendo nuevos enfoques en la universidad hacia la docencia basada en medios electrónicos y sociales [5]. En el presente trabajo de investigación se pretende mejorar la eficiencia del proceso de análisis de aprendizaje. El objetivo es proponer y validar un modelo que tome en cuenta técnicas de analítica visual y la información existente en un LMS, con el fin de mejorar el proceso de LA y AA, sin olvidar asegurar el éxito y desarrollo de la asignatura. Para ello, a como comprobación del modelo, se ha implantado y aplicado un sistema sobre un LMS para validar su expresividad.

II. ANALÍTICA DE LA INFORMACION EDUCATIVA

El análisis de datos educativos no es nuevo; el término "Analítica Académica" (del inglés, *Academic Analytics*, AA) se convirtió en relevante en la comunidad de investigación después de que Goldstein y Katz lo acuñaran definiéndola como la aplicación de herramientas de inteligencia de negocios para el área de aprendizaje [6]. La principal aplicación de AA es ir más allá de un reporte simple de información y sugerir decisiones en instituciones académicas mediante la observación y el análisis de grandes cantidades de los acontecimientos que ocurren durante el proceso de aprendizaje. A diferencia de la AA, donde se utilizan los datos capturados para tomar decisiones a nivel de institución, el objetivo de la analítica del aprendizaje (del inglés, *Learning Analytics*, LA) es el uso de estos datos y cualquier otra observación adicional de la que se pueda obtener información, para tener un impacto directo sobre los estudiantes, los profesores y el proceso de aprendizaje [7].

Siguiendo con el objetivo de mejora del aprendizaje, la Minería de Datos Educativos (del inglés, *Educational Data Mining*, EDM) es un campo que propone el uso de diversas técnicas, e.g. análisis estadístico, aprendizaje automático (del inglés, *Machine Learning*), Minería de Datos; para resolver los problemas de investigación educativa y entender el entorno en el que los estudiantes aprenden [8-10]. Dentro de éstas se encuentran las regresiones [11, 12] como método utilizado para este propósito. El uso de las TIC ha provocado la aparición de gran cantidad de eventos registrados durante el proceso de aprendizaje. Algunos de estos conjuntos de datos se están recogiendo, etiquetando y organizando para ser compartidos en la comunidad investigadora [13].

Los autores agradecen el apoyo del Ministerio de Ciencia e Innovación (proyectos FFI2010-16234 y TIN2010-21695-C02-01) y de la Consejería de Educación de la Junta de Castilla y León (proyecto SA294A12-2).

En la misma línea, la socialización y colaboración tienen un papel clave en los procesos de aprendizaje [14]. Aunado a esto, existe una fuerte evidencia para sugerir que dentro de las actividades bien estructuradas, los procesos de construcción del conocimiento alcanzan niveles superiores de pensamiento crítico y que los estudiantes son capaces de establecer y sostener grupos cohesivos. Esto sirve como justificación de la necesidad de análisis de redes sociales automatizada (del inglés, *Social Network Analysis*, SNA) y de herramientas, como el SNAPP, que son capaces de ofrecer en “tiempo real” análisis para los tutores/profesores [15].

Algunos estudios utilizan el número de operaciones, eventos, carga y actualización de archivos y otros acontecimientos medibles para investigar el desempeño de los estudiantes [16]. De acuerdo con [17], el grado en que otras personas pueden recuperar y leer mensajes de un individuo puede afectar su uso. Además, algunos profesores cuentan la participación de foros de discusión en línea como una pequeña parte de la nota final. Así que la participación estudiantil en los foros de discusión también podría estar influenciada por este tipo de supervisión. Con el fin de evaluar el grado de participación, se han adoptado diversos enfoques metodológicos, por ejemplo los métodos cuantitativos [18-21]. La participación del alumno en la actividad educativa, en términos de cantidad de mensajes publicados en los foros parece estar influenciada por la calidad de las infraestructuras a disposición de los estudiantes [22, 23]. De hecho, Hwang y Arbaugh demostraron en su estudio que un elevado número de contribuciones de los estudiantes no siempre se correlacionan con su capacidad de aprendizaje [24].

III. ANALÍTICA VISUAL Y VISUALIZACIÓN

Por otra parte la analítica visual (del inglés, *Visual Analytics*, VA) es un área emergente de la investigación y su práctica tiene como objetivo apoyar el razonamiento analítico a través de interfaces visuales interactivas [25]. En ésta, la visualización se integra como núcleo y, en conjunto con otras disciplinas científicas, mejora la división del trabajo entre el hombre y la máquina, combina el razonamiento analítico con visualización interactiva, es decir, representaciones visuales y técnicas de interacción (que explotan las capacidades perceptivas del ancho de banda del ojo humano para permitir a los usuarios ver, explorar y entender grandes cantidades de información de forma simultánea), así como técnicas de apoyo a la producción, presentación y difusión de resultados analíticos que comuniquen información en el contexto adecuado para una variedad de audiencias [26].

Las herramientas de VA hacen posible obtener un modelo mental de los datos complejos y nuevo conocimiento [27, 28]. El objetivo es ayudar a los usuarios a descubrir las anomalías inesperadas y sorprendentes, cambios de patrones y relaciones que luego son evaluadas para desarrollar nuevas ideas [29]. En los últimos años, algunas de las técnicas basadas en el análisis visual han sido aplicadas, e.g., Gibbs *et al.* [30] presentan un *software* que representa el esquema temporal de las relaciones en los debates; Maarten utiliza métodos del análisis de redes sociales para estudiar la naturaleza de los patrones de interacción dentro de una comunidad de aprendizaje en red de Laet y Haythornthwaite [31], [32].

Por último y más cercano al presente trabajo, Govaerts *et al.* [33] presentan en unas coordenadas paralelas, un histograma y una gráfica de barras algunas métricas que difieren sobre la base de los datos disponibles.

Todos estos enfoques utilizan novedosas soluciones visuales interactivas para ayudar a los diferentes tipos de usuarios de los sistemas de *eLearning* a extraer conocimientos específicos relacionados con el complejo proceso de la enseñanza y el aprendizaje. Algunas experiencias que abordan el análisis de la información generada por el aprendizaje a través de las representaciones visuales se centran en diferentes aspectos de éste. Mazza y Milani [34] muestran el instante en el que los usuarios acceden en la plataforma de *eLearning* mediante una representación de la frecuencia de la lectura y la escritura en los foros, así como el hilo de la discusión originador y su autor.

En Hardless y Nulden [35] las visitas y mensajes a través del tiempo para cada persona de un LMS se muestran en una línea de tiempo horizontal; mientras que en Gibbs *et al.* [30], los autores presentan un *software* que representa el esquema temporal de las relaciones en los debates, con el objetivo de ayudar a analizar los aspectos temporales de las discusiones del curso. Por último Mazza y Dimitrova [36] sugieren un gráfico de dispersión de puntos en tres dimensiones utilizando los tamaños y los colores de los puntos para representar las discusiones en línea y una matriz para visualizar el desempeño de los estudiantes en las pruebas relacionadas con los conceptos del curso.

Maarten utiliza métodos del análisis de redes sociales para estudiar la naturaleza de los patrones de interacción dentro de una comunidad de aprendizaje en red, y la forma en que sus miembros comparten y construyen conocimiento [31, 32]. Martinovic *et al.* [37] trataron de averiguar si en tal entorno específico se puede originar algún tipo de red social y si esta red tiene características típicas de las redes sociales, y cómo esta red puede cambiar en relación con la intensidad de los vínculos encontrados entre los estudiantes. La representación visual de los datos y su evolución en relación con el conjunto de parámetros es un excelente recurso para la estructura y la investigación de la relación de los participantes de *eLearning*.

IV. MODELO DE ANALÍTICA VISUAL PARA DATOS EDUCATIVOS

Siguiendo estas ideas, en el presente trabajo de investigación se pretende hacer más eficiente el proceso de análisis de aprendizaje. Para ello será fundamental el análisis de la información registrada, esta información ayudará en la toma de decisiones sobre temas, estructura, elementos de uso, actividades, etc., sin olvidar asegurar el éxito del desarrollo de la asignatura. El objetivo de esta investigación es proponer y validar un modelo que tome en cuenta técnicas visuales de interacción con la información existente en un LMS.

A. Definición del modelo de analítica Visual en *eLearning*

Al igual que con la mayoría de las áreas de investigación, la terminología que identifica y diferencia EDM, AA y LA no es tan homogénea como sería deseable [38], sin embargo, el aspecto que las tres áreas tienen en común, además del objetivo de mejorar y comprender el proceso de aprendizaje, es la

necesidad de una gran cantidad de observaciones de dicho proceso. Por otro lado, [39], Siemens y Baker [40] plantea que las comunidades de LA, EDM tienen un solapamiento considerable (tanto en términos de investigación como en sus investigadores), y que ambas comunidades creen firmemente en la realización de investigaciones y aplicaciones que beneficien a los estudiantes, así como la información y la mejora de las ciencias del aprendizaje; además plantea algunas diferencias entre estas comunidades.

Las técnicas, métodos y objetivos que diferencian e identifican al LA del EDM se encuentran mencionados y aplicados en diversas áreas de la ciencia dentro del alcance de la VA, por tanto realizar una aplicación de VA en el área de la educación, más que ser excluyente a la AA y a LA, las complementa. La notable intersección de estas áreas y sus diferencias da lugar al presente modelo de Visualización Analítica en eLearning (del inglés, Visual eLearning Analytics, VeLA). El presente trabajo considera al EDM y SNA como parte de los métodos, técnicas e instrumentos tecnológicos que se utilizan en VeLA. En la Figura 1, se muestra como las áreas de LA y AA confluyen en un conjunto de objetivos e instrumentos tecnológicos y cómo el área de VeLA complementaría y enriquecería al proceso de AA y LA [26, 41-43], lo que se plantea como contribución del presente trabajo de investigación.

El modelo de la Figura 1 (VeLA) se basa en el modelo de referencia de LA de Chatti et al. [44], la teoría del ciclo de LA de Clow [45], el proceso de la exploración visual de datos de [26], Keim et al. [46] y, además, toma en cuenta las restricciones y elementos del modelo de dimensiones críticas del LA de Grellier y Drachler [47]. Por tanto, la aportación teórica principal de la utilización de la VA en el área de la educación es que el proceso de VeLA combina métodos de analíticas automáticas así como visuales exploratorias, que con una alta interacción disponible para el usuario adoptan la finalidad de obtener nuevo conocimiento de los datos educativos.

Ben Shneiderman [48] propuso un paradigma de la búsqueda de la información que ha sido extendido por Daniel Keim et al. [28] para dar más capacidad de análisis en el bucle de antes y después de la generación de representaciones visuales interactivas. Con éstas el usuario explora los datos para ayudarse a extraer modelos abstractos a partir de conjuntos de datos que son demasiado grandes o demasiado complejos para ser analizados de una manera directa, de tal forma que las preguntas del usuario se respondan y se creen durante el ciclo de exploración. Asimismo, el paradigma de Keim, aplicado a la analítica educativa, puede extenderse a un paso final, la intervención, proporcionando al ciclo analítico una retroalimentación, quedando de la siguiente forma:

“Analizar primero, mostrar lo importante, hacer un zoom, filtrar y analizar más profundamente, detalles bajo demanda, intervención”; del inglés, “Analyze First; Show the Important; Zoom, Filter and Analyze Further; Details on Demand, Intervention”).

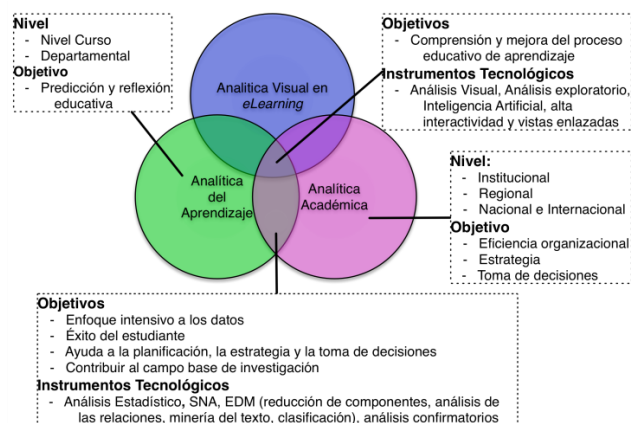


Fig. 1 Modelo teórico de la Visualización Analítica en eLearning

Dado a que el tipo de dato que manejamos para nuestro análisis tiene una temporalidad variable, una socialización en foros y una alta cantidad de actividades diversas sin restricción de tiempo o espacio, este trabajo aborda específicamente los desafíos siguientes en el proceso de VeLA:

Temporalidad

- *Analizar el contenido del curso de eLearning a través del tiempo y no solo un curso, sino también un campus o toda una universidad.*
- *Definir una representación temporal compacta, a fin de encontrar patrones (en meses, horas o semanas) a través de interacción.*
- *Personalizar el análisis por agrupación de actividades, tiempo, persona específica y perfil.*

Análisis del contenido semántico

- *Determinar un diseño nube de etiquetas que represente su evolución en el tiempo, en múltiples niveles de detalle, equilibrando así la coherencia semántica, de contenido y la estabilidad espacial de la visualización.*
- *Plantear un diseño compacto en el que la legibilidad del tag-cloud de forma que la importancia o la frecuencia y la evolución en el tiempo de una etiqueta se codifiquen directamente en espacio del tamaño de la palabra.*

Análisis de redes sociales

- *Realizar la comparación de la estructura jerárquica de la plataforma y las relaciones que se crean entre las personas (foros y los contribuyentes compartidos entre foros).*
- *Definir una herramienta gráfica social que brinde la posibilidad de encontrar la relación directamente proporcional del desempeño de los estudiantes con la frecuencia de la lectura en los foros y/o recursos.*
- *Ofrecer la posibilidad de ocultar elementos de la red social a fin de ver más claramente la estructura y la relación de los elementos que interesen.*

Proceso de la Analítica Visual en eLearning

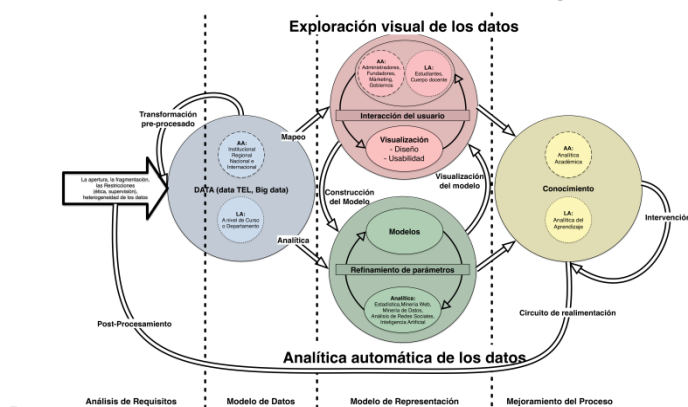


Fig. 2. Proceso de Analítica visual en eLearning

Métricas estadísticas

- Definir un sistema que permita múltiple selección de subconjuntos y/o el uso de diferentes categorías personalizadas de actividades, posibilitando diferenciarlas por su coloración con el objetivo de la identificación de patrones. Además de permitir generar un archivo con ellas posibilitando la importación y exportación.
- Soportar métodos de interacción, como el filtro de búsqueda, ocultación y reordenación de las diferentes métricas.

Este ciclo está representado en la Figura 2 en la parte central del proceso. Se muestra una visión general abstracta de las diferentes etapas (representadas a través de círculos) y sus transiciones (flechas) en el proceso de VeLA. Dentro de cada etapa se encuentran representadas las dos áreas de la analítica en la educación, la AA y LA, y su respectiva descripción en cada etapa. Como se aprecia en el diagrama, el modelo contempla distintos perfiles de usuario, la diferencia entre éstos es el objetivo y, por tanto, el tipo de información de su interés.

V. CONCLUSIONES

Con el fin de facilitar el descubrimiento y uso de esta información, se pueden aplicar diferentes técnicas de análisis de datos, el análisis visual es uno de ellos. Estas técnicas dan un sentido a la información recogida, lo que permite al usuario tomar ventaja de ello. Con la implementación o desarrollo de una herramienta que se base en el modelo propuesto, con el objetivo de solventar sus múltiples desafíos, se estima, como resultado de análisis, se emprenderán nuevas acciones para mejorar los cursos.

En concreto, las herramientas aplicadas están orientadas a analizar y descubrir las diferentes dimensiones de la información; es decir: Los tiempos en los que la participación del usuario es más representativa. Con esa información es posible definir los momentos más importantes durante el curso académico con el fin de introducir el nuevo personal o herramientas.

Además, proporciona información sobre otros momentos con menos participación, que se pueden mejorar con el fin de tener una participación similar a lo largo del curso en general.

¿Cuáles son los conceptos más importantes para los estudiantes o los recursos más leídos?

A través de un análisis de los contenidos de los foros, se puede descubrir cuáles son los conceptos más representativos, hilos y foros. Con esta información, es posible tomar decisiones acerca de la inclusión de nuevos temas, herramientas, actividades y demás, y cuándo estos elementos pueden capacitar a los estudiantes a comprender conceptos difíciles. También se puede mostrar los maestros, los foros o los temas más representativos, lo que permite saber dónde puede ser interesante publicar un nuevo mensaje o cuándo hacerlo para incluir un nuevo hilo, asegurando de esta manera una mayor probabilidad de participación. Por otra parte, en muchas actividades de aprendizaje, tal participación puede darse en la evaluación del estudiante (por lo general con puntos adicionales por su participación). Sin embargo, es difícil medir de manera eficaz esta interacción, y técnicas tales como la red social pueden ser muy útiles en este sentido. Ésta proporciona información sobre cuáles son los usuarios más activos, las discusiones más importantes, los foros más relevantes y lo que las personas han participado en cada uno de ellos; y su opuesto caso, y con esta información, es posible definir estrategias con el fin de mejorar la participación de los alumnos teniendo en cuenta las experiencias anteriores.

Gracias a estos conocimientos, la aplicación de técnicas de VA, que combina la representación visual con una interacción sobre la visualización, en el área de LA (como se describe en el modelo) sin duda ayuda a mejorar los cursos, proporciona información que de otro modo no sería conocida, facilita la toma de decisiones sobre cómo y dónde desplegar los recursos, permitiendo la optimización de los procesos de aprendizaje en la materia.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen el apoyo del Ministerio de Ciencia e Innovación (proyectos FFI2010-16234 y TIN2010-21695-C02-01) y el Ministerio de Educación de la Junta de Castilla y León (proyecto SA294A12-2).

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICA

- [1] S. Wexler, L. Dublin, N. Grey, S. Jagannathan, T. Karrer, M. Martinez *et al.*, "LEARNING MANAGEMENT SYSTEMS. The good, the bad, the ugly,... and the truth," ed, 2008.
- [2] M. P. Prendes Espinoza, "Plataformas de campus virtuales de Software Libre: Análisis comparativo de la situación actual de las Universidades Españolas," ed: Informe del proyecto EA-2008-0257 de la Secretaría de Estado de Universidades e Investigación, 2009.
- [3] F. J. García Peñalvo, "Estado Actual de los Sistemas E-Learning," *Teoría de la Educación. Educación y Cultura en la Sociedad de la Información*, vol. 6, 2005.
- [4] F. J. García Peñalvo, *Preface of Advances in E-Learning: Experiences and Methodologies*. Hershey, PA, USA: Information Science Reference, 2008.

- [5] A. J. Berlanga, F. G. Peñalvo, and P. B. Sloep, "Towards eLearning 2.0 University," *Interactive Learning Environments*, vol. 18, pp. 199-201, 2010/09/01 2010.
- [6] P. J. Goldstein and R. N. Katz, "Academic analytics: The uses of management information and technology in higher education," Tech. Rep. December EDUCAUSE Center for Applied Research (2005)2005.
- [7] P. Long and G. Siemens, "Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education," *EDUCAUSE Review*, vol. 46, pp. 30-32+, 09// 2011.
- [8] R. S. J. d. Baker and K. Yacef, "The State of Educational Data Mining in 2009: A Review and Future Visions," *Journal of Educational Data Mining*, vol. 1, 2009.
- [9] C. Romero and S. Ventura, "Educational Data Mining: A Review of the State of the Art," *Systems, Man, and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, IEEE Transactions on*, vol. 40, pp. 601-618, 2010.
- [10] C. Romero and S. Ventura, "Educational data mining: A survey from 1995 to 2005," *Expert Systems with Applications*, vol. 33, pp. 135-146, 7// 2007.
- [11] F. Pascual-Miguel, J. Chaparro-Pelaez, A. Hernandez-Garcia, and S. Iglesias-Pradas, "A characterisation of passive and active interactions and their influence on students; achievement using Moodle LMS logs," *International Journal of Technology Enhanced Learning*, vol. 3, pp. 403-414, 01/01/ 2011.
- [12] Á. F. Agudo-Peregrina, S. Iglesias-Pradas, M. Á. Conde-González, and Á. Hernández-García, "Can we predict success from log data in VLEs? Classification of interactions for learning analytics and their relation with performance in VLE-supported F2F and online learning," *Computers in Human Behavior*, vol. 31, pp. 542-550, 2// 2014.
- [13] K. R. Koedinger, K. Cunningham, A. Skogsholm, and B. Leber, "An open repository and analysis tools for fine-grained, longitudinal learner data," Montreal, QC, 2008, pp. 157-166.
- [14] J. S. Brown and R. P. Adler, "Minds on Fire: Open Education, the Long Tail, and Learning 2.0," *Educause Quarterly*, vol. 42, pp. 16-32, 2008.
- [15] A. Bakharia and S. Dawson, "SNAPP: a bird's-eye view of temporal participant interaction," presented at the Proceedings of the 1st International Conference on Learning Analytics and Knowledge, Banff, Alberta, Canada, 2011.
- [16] V.-A. Romero-Zaldivar, A. Pardo, D. Burgos, and C. Delgado Kloos, "Monitoring student progress using virtual appliances: A case study," *Computers & Education*, vol. 58, pp. 1058-1067, 5 2012.
- [17] B. Barry and I. S. Fulmer, "The Medium and the Message: The Adaptive Use of Communication Media in Dyadic Influence," *The Academy of Management Review*, vol. 29, pp. 272-292, 2004.
- [18] J. Davies and M. Graff, "Performance in e-learning: Online participation and student grades," *British Journal of Educational Technology*, vol. 36, pp. 657-663, // 2005.
- [19] L. Lipponen, M. Rahikainen, J. Lallimo, and K. Hakkarainen, "Patterns of participation and discourse in elementary students' computer-supported collaborative learning," *Learning and Instruction*, vol. 13, pp. 487-509, // 2003.
- [20] R. S. Weisskirch and S. S. Milburn, "Virtual discussion: Understanding college students' electronic bulletin board use," *Internet and Higher Education*, vol. 6, pp. 215-225, // 2003.
- [21] J. Kim, "Influence of group size on students' participation in online discussion forums," *Computers & Education*, vol. 62, pp. 123-129, 3// 2013.
- [22] S. Cacciamani and M. Luciani, *Una knowledge building community nella formazione universitaria on line*: Polimetrica, 2007.
- [23] D. Cesareni and F. Martini, "Costruire conoscenza in un forum universitario," *Rassegna di Psicologia*, vol. 22, pp. 89-112, // 2005.
- [24] A. Hwang and J. B. Arbaugh, "Seeking feedback in blended learning: competitive versus cooperative student attitudes and their links to learning outcome," *Journal of Computer Assisted Learning*, vol. 25, pp. 280-293, 2009.
- [25] J. J. Thomas and K. A. Cook, "A visual analytics agenda," *Computer Graphics and Applications, IEEE*, vol. 26, pp. 10-13, 2006.
- [26] D. Keim and L. Zhang, "Solving problems with visual analytics: challenges and applications," presented at the Proceedings of the 11th International Conference on Knowledge Management and Knowledge Technologies, Graz, Austria, 2011.
- [27] J. J. Thomas and K. A. Cook, "Illuminating the Path: The Research and Development Agenda for Visual Analytics," in *Illuminating the Path: The Research and Development Agenda for Visual Analytics*, ed: National Visualization and Analytics Ctr, 2005, pp. 32-68.
- [28] D. Keim, G. Andrienko, J.-D. Fekete, C. Görg, J. Kohlhammer, and G. Melançon, "Visual Analytics: Definition, Process, and Challenges," in *Information Visualization*. vol. 4950, A. Kerren, J. Stasko, J.-D. Fekete, y C. North, Eds., ed: Springer Berlin Heidelberg, 2008, pp. 154-175.
- [29] K. Cook, R. Earnshaw, and J. Stasko. (2007, Sep-Oct) Guest Editors' Introduction: Discovering the Unexpected. *Computer Graphics and Applications*. 15-19. Available: <http://doi.ieeecomputersociety.org/10.1109/MCG.2007.126>
- [30] W. J. Gibbs, V. Olexa, and R. S. Bernas, "A Visualization Tool for Managing and Studying Online Communications," *Journal of Educational Technology & Society*, vol. 9, pp. 232--243, 2006.
- [31] M. de Laat and C. Haythornthwaite, "Social Networks and Learning Networks: Using social network perspectives to understand social learning," in *Proceedings of the 7th International Conference on Networked Learning 2010*, 2010.
- [32] M. de Laat, V. Lally, L. Lipponen, and R.-J. Simons, "Investigating patterns of interaction in networked learning and computer-supported collaborative learning: A role for Social Network Analysis," *International Journal of Computer-Supported Collaborative Learning*, vol. 2, pp. 87 - 103, 03 2007.
- [33] S. Govaerts, K. Verbert, E. Duval, and A. Pardo, "The student activity meter for awareness and self-reflection," presented at the CHI '12 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, Austin, Texas, USA, 2012.
- [34] R. Mazza and C. Milani, "GISMO: a Graphical Interactive Student Monitoring Tool for Course Management Systems," presented at the TEL'04 Technology Enhanced Learning'04 International Conference, Milan, Italy, 2004.
- [35] C. Hardless and U. Nulden, "Visualizing Learning Activities to Support Tutors," presented at the CHI EA '99, Pittsburgh, Pensilvania, USA, 1999.

- [36] R. Mazza and V. Dimitrova, "Generation of graphical representations of student tracking data in course management systems," presented at the Information Visualisation, 2005. Proceedings. Ninth International Conference on, London, UK, 2005.
- [37] J. Martinovic, P. Drazdilova, K. Slaninova, and V. Snasel, "Relation Analysis in eLearning," in *Computer Information Systems and Industrial Management Applications, 2008. CISIM '08. 7th*, Ostrava, Czech Republic, 2008, pp. 133-138.
- [38] A. van Barneveld, E. A. Kimberly, and P. C. John, "Analytics in Higher Education: Establishing a Common Language," Jan. 2012.
- [39] G. Siemens, D. Gasevic, C. Haythornthwaite, S. Dawson, S. Buckingham Shum, R. Ferguson *et al.*, "Open Learning Analytics: an integrated & modularized platform," *Proposal to design, implement and evaluate an open platform to integrate heterogeneous learning analytics techniques*, 2011.
- [40] G. Siemens and R. S. J. d. Baker, "Learning analytics and educational data mining: towards communication and collaboration," presented at the Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, Vancouver, British Columbia, Canada, 2012.
- [41] C. Chaomei, F. Ibekwe-SanJuan, E. SanJuan, and C. Weaver, "Visual Analysis of Conflicting Opinions," in *Visual Analytics Science And Technology, 2006 IEEE Symposium On*, 2006, pp. 59-66.
- [42] T. von Landesberger, M. Gerner, and T. Schreck, "Visual analysis of graphs with multiple connected components," in *Visual Analytics Science and Technology, 2009. VAST 2009. IEEE Symposium on*, 2009, pp. 155-162.
- [43] D. A. Keim, F. Mansmann, and J. Thomas, "Visual analytics: how much visualization and how much analytics?," *SIGKDD Explor. Newsl.*, vol. 11, pp. 5-8, 2010.
- [44] M. A. Chatti, A. L. Dyckhoff, U. Schroeder, H. Th, and #252, "A reference model for learning analytics," *Int. J. Technol. Enhanc. Learn.*, vol. 4, pp. 318-331, 2012.
- [45] D. Clow, "The learning analytics cycle: closing the loop effectively," presented at the Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, Vancouver, British Columbia, Canada, 2012.
- [46] D. A. Keim, J. Kohlhammer, G. Ellis, and F. Mansmann, *Mastering The Information Age-Solving Problems with Visual Analytics*: Florian Mansmann, 2010.
- [47] W. Greller and H. Drachsler, "Translating Learning into Numbers: A Generic Framework for Learning Analytics," *Journal of Educational Technology & Society*, vol. 15, pp. 42-57, 2012.
- [48] B. Shneiderman, "The eyes have it: a task by data type taxonomy for information visualizations," 1996, pp. 336-343.